

ESTIMASI NILAI PASAR RUMAH DENGAN AUTOMATED VALUATION MODEL BERBASIS JARINGAN SARAF TIRUAN BACKPROPAGATION

HOUSE MARKET VALUE ESTIMATION USING AUTOMATED VALUATION MODEL BACKPROPAGATION NEURAL NETWORK BASED

Muhammad Faruq Rahman Maula¹, Achmad Teguh Wibowo², Mujib Ridwan³
E-mail: mfaruqrm@gmail.com, atw@uinsby.ac.id, mujibrw@uinsby.ac.id

^{1,2,3} Prodi Sistem Informasi, Fakultas Sains dan Teknologi, UIN Sunan Ampel Surabaya

Abstrak

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan Automated Valuation Model (AVM) berbasis Jaringan Saraf Tiruan (JST) dengan metode backpropagation untuk penilaian nilai pasar rumah. Variable yang digunakan dalam *appraisal* nilai rumah adalah spesifikasi rumah terdiri dari spesifikasi tanah dan bangunan yang diberi bobot. Data pelatihan dan pengujian digunakan dalam pengembangan model AVM ini. Hasil akhir dari pengujian menggunakan Confusion Matrix menunjukkan tingkat akurasi sebesar 80%.

Kata kunci: *appraisal, Automated Valuation Model, Jaringan Saraf Tiruan, backpropagation*

Abstract

This study aims to develop an Automated Valuation Model (AVM) based on Artificial Neural Networks (ANN) with the backpropagation method for assessing housing market values. The variables used in appraisal the value of the houses are the specifications of the land and buildings, which are weighted. Training and testing data are employed in the development of this AVM model. The final result of the testing, using the Confusion Matrix, indicates an accuracy level of 80%.

Keywords: *appraisal, Automated Valuation Model, Neural Network, backpropagation*

1. PENDAHULUAN

Peningkatan kebutuhan akan rumah tinggal berdampak pada peningkatan jumlah transaksi rumah di berbagai wilayah. Setiap wilayah tentunya memiliki karakteristik tertentu yang menjadi acuan penilaian sebagai tempat tinggal. Faktor penilaian seperti karakteristik fisik, lokasi, kualitas dan faktor ekonomi lainnya dipertimbangkan dalam analisis [1]. Faktor-faktor yang mempengaruhi penawaran dan permintaan properti diekspresikan dalam model penilaian. Sebelum transaksi dilakukan antara penjual dan pembeli diperlukan penilaian nilai pasar rumah (*Appraisal*) agar nilai pasar rumah sesuai dengan standar yang berlaku [2]. Penaksiran nilai pasar rumah dinilai berdasarkan beberapa kriteria penilaian diantaranya poin aksesibilitas, kegunaan lahan, dan ketersediaan fasilitas umum di sekitar rumah yang turut mempengaruhi nilai pasar pada zona nilai tanah [3].

Pendekatan penilaian rumah secara tradisional diantaranya pendekatan biaya, perbandingan data pasar, dan pendekatan pendapatan [4]. Seorang penilai rumah (*appraiser*) diberi kepercayaan untuk menilai nilai pasar properti setelah beberapa proses pelatihan. Standar Penilaian Indonesia (SPI) merupakan standar untuk profesi penilai yang pengembangannya dirumuskan oleh Komite Penyusun Standar Penilaian Indonesia (KPSPI) [5]. Peraturan etika untuk praktik penilaian, prosedur yang harus diikuti dalam pengembangan, dan komunikasi penilaian ditentukan oleh KEPI SPI. Dalam praktiknya, penilai sering kali mengandalkan data transaksi masa lalu untuk mencapai nilai pasar.

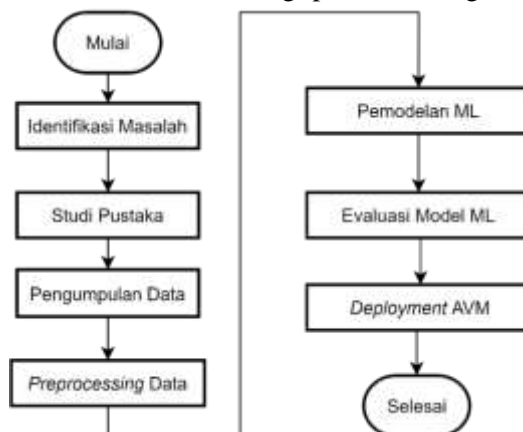
Penyesuaian dilakukan untuk setiap perbedaan menggunakan unit pembanding dan menjadi dasar pembanding.

Teknologi penilaian rumah mengalami perkembangan diawali dengan penilaian yang dibantu dengan computer atau Computer-assisted Mass Appraisal (CAMA) [6]. Teknologi CAMA berkembang hingga menjadi sistem penilaian properti menggunakan pemodelan matematika yang digabungkan dengan database yang disebut Automated Valuation Model (AVM). [7]. *Appraiser* dimudahkan dengan adanya AVM dalam proses penilaian properti diiringi dengan peningkatan akurasi dan kecepatan. Sebagian besar model penilaian nilai pasar rumah pada titik koordinat pada waktu tertentu dengan menganalisis nilai rumah yang sebanding dengan menerapkan metode berorientasi pasar [1]. AVM yang dikembangkan dengan Jaringan Saraf Tiruan (JST) dapat mempermudah *appraisal* dengan adanya pembobotan pada masing-masing spesifikasi rumah hingga menghasilkan estimasi nilai pasar rumah.

JST bekerja dengan menyesuaikan bobot untuk berbagai karakteristik sehingga perkiraan nilai pasar akan mendekati nilai pasar sebenarnya hingga tercapai kisaran yang dapat diterima [8]. JST bersifat fleksibel dan relatif mudah untuk dikonsep. JST dapat menjelaskan non-linearitas dalam data dan dapat mengenali dan mencocokkan pola yang rumit, tidak jelas, atau tidak lengkap dalam data [9]. Keuntungan pemodelan sistem menggunakan JST diantaranya sistem dapat melakukan penyesuaian untuk mereproduksi output model. JST berkinerja baik untuk memodelkan hubungan non-linier karena karakteristiknya dari regresi semi-parametrik oleh karena itu JST masih menjadi model paling populer yang digunakan dalam model berbasis AI. [4]. Salah satu metode JST yakni *backpropagation* yang memiliki struktur jaringan yang fleksibel dan kemampuan pemetaan non-linear yang kuat [10].

2. METODOLOGI

Tahap pengembangan *Automated Valuation Model (AVM)* berbasis JST *Backpropagation* dijelaskan dalam metodologi penelitian di gambar 1. berikut:



Gambar 1. Alur Metode Penelitian AVM JST

2.1 Identifikasi Masalah

Permasalahan pada penelitian ini diantaranya penerapan JST *Backpropagation* pada AVM dan pengukuran tingkat akurasi JST *Backpropagation* pada AVM. Tujuan pengembangan AVM untuk mempermudah estimasi nilai pasar rumah yang dilakukan oleh penilai atau *appraiser*.

2.2 Studi Pustaka

Studi literatur dan pencarian referensi teori yang relevan seputar pengembangan AVM untuk estimasi nilai pasar rumah. Penilaian properti sederhana yang berlaku di Indonesia dipadukan dengan penggunaan AVM di berbagai kasus penilaian di luar Indonesia.

Beberapa *AVM* yang digunakan berbasis model JST, metode JST yang dipilih pada penelitian yakni *Backpropagation*.

2.3 Pengumpulan Data

Sumber data *AVM* dari KJPP Firmansyah Cabang Surabaya dikumpulkan menggunakan teknik studi dokumen berdasarkan penelitian terdahulu dan standar kriteria penilaian di KJPP, beberapa kriteria penilaian diantaranya pada tabel 1 berikut:

Tabel 1. Variabel Appraisal

Variabel	Kode - Nilai	Hasil Encoding	Referensi
Kota	0 - Sidoarjo	0	C
	1 - Surabaya	1	C
Kawasan	0 - Pedesaan	0	C
	1 - Pinggir kota	1	C
	2 - Perkotaan	2	C
Sertifikat_Tanah	0 - SHGB	0	B
	1 - SHM	1	B
Posisi_Tanah	0 - Antara	0	C
	1 - Hoek	1	C
Bentuk_Tanah	0 - Segi empat	0	B
	1 - Persegi panjang	1	B
Pondasi	0 - Beton bertulang	0	C
	1 - Tapak batu kali	1	C
Dinding	0 - Bata merah	0	C
	1 - Batako	1	C
	2 - Bata ringan	2	C
Rangka_Atap	0 - Kayu	0	C
	1 - Baja ringan	1	C
Penutup_Atap	0 - Genteng kodok	0	C
	1 - Genteng beton	1	C
Plafon	0 - Triplek	0	C
	1 - Asbes	1	C
	2 - Gypsum	2	C
Pintu_dan_Jendela	0 - Kusen kayu	0	A
	1 - Kusen aluminium	1	A
Lantai	0 - Keramik	0	A
	1 - Granit tile	1	A
Perkerasan_Jalan	0 - Urukun sirtu	0	B
	1 - Aspal	1	B
	2 - Paving	2	B
Sumber_Air	0 - Belum terpasang	0	C
	1 - Sumur bor	1	C
	2 - PDAM	2	C
Daya_Listrik	A - 0	0	C
	B - 900	1	C
	C - 1300	2	C
	D - 2200	3	C
Pagar	0 - Tanpa pagar	0	C
	1 - Depan	1	C

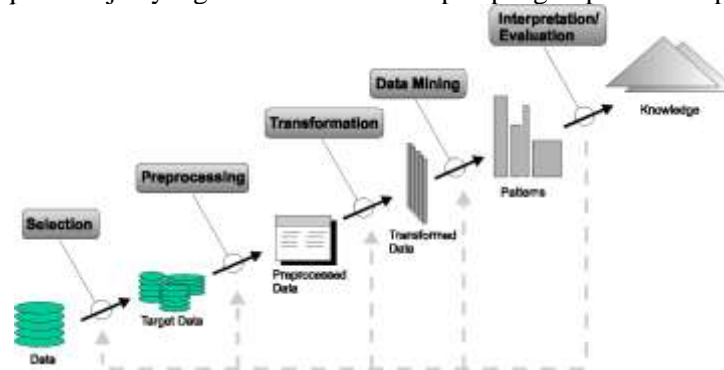
Keterangan Referensi:

A = “Artificial Neural Networks for Predicting Real Estate Price” [11]

B = “Analisa Nilai Agunan Rumah Tinggal Jl. Gebang Lor No.62 Surabaya” [12]

C = KJPP Firmansyah Kantor Cabang Surabaya

Variabel data pada tabel 1 ditambahkan variabel numerik dari luas tanah, luas bangunan, tahun bangunan dibangun, dan lebar jalan yang juga mempengaruhi hasil estimasi nilai pasar objek yang dinilai. Skema tahapan pengumpulan data pada gambar 2.

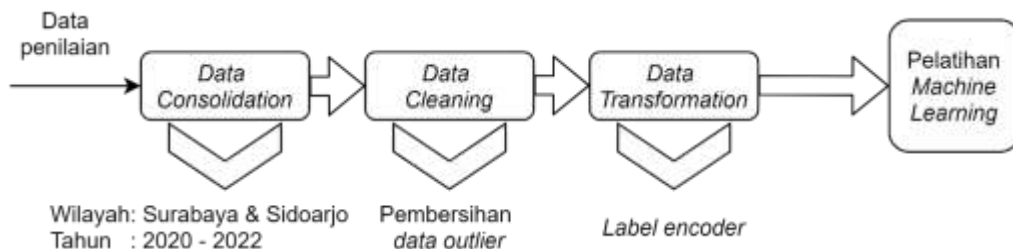


Gambar 2. Alur Metode Penelitian AVM JST [13]

Pada gambar 2 data tertarget dikumpulkan dari wilayah Surabaya dan Sidoarjo, dilanjutkan ke tahap *preprocessing* untuk dibersihkan. Selanjutnya data diubah menggunakan *label encoder* pada tahapan *data transformation* agar bisa diolah dengan *machine learning*. Selanjutnya data dipelajari polanya kemudian di evaluasi untuk mendapatkan pengetahuan [13].

2.4 Preprocessing Data

Pada tahap *preprocessing* data dilakukan *data approach* untuk mengenali karakter *dataset* yang telah di dapatkan melalui Kantor Jasa Penilai Publik (KJPP). Pada tahap *preprocessing* terdapat 3 tahapan yakni *data consolidation*, *data cleansing*, *data transformation* seperti pada gambar 3. berikut:



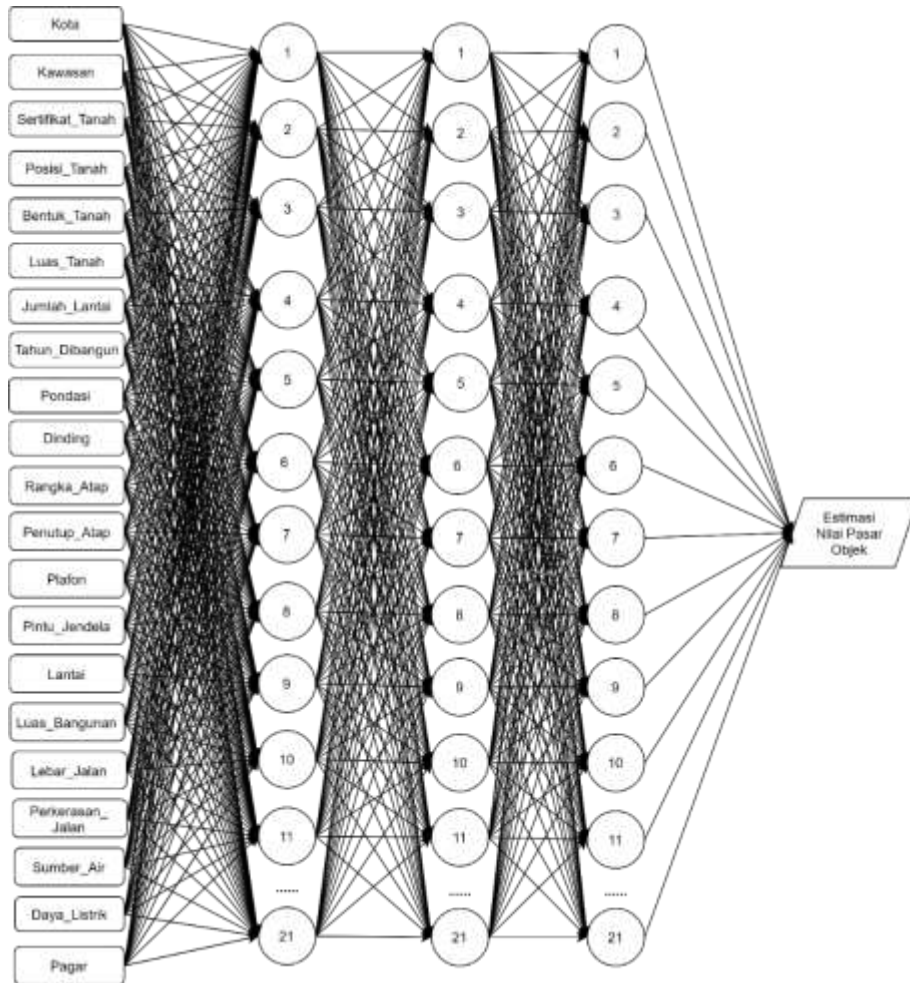
Gambar 3. Tahapan Data Preprocessing [14]

Gambar 3. menjelaskan tahap awal *data consolidation* yakni pengumpulan data penilaian di wilayah Surabaya dan Sidoarjo pada tahun 2019-2022 dari KJPP Firmansyah Kantor Cabang Surabaya kemudian diinterpretasikan agar lebih mudah dipahami [14]. Pada tahap *data cleaning*, data dibersihkan dari duplikasi, inkonsistensi, dan *data outlier* [15]. Duplikasi data terjadi jika ada data pada objek penilaian yang sama pada tahun berbeda yang dipilih adalah data yang terbaru. Data inkonsisten terjadi jika ada data kategorik yang berbeda penulisannya dengan data yang lain, penulisan diseragamkan karena mempengaruhi proses *training* dari *machine learning*. *Data outlier* dihapus jika ada data berbeda dengan data yang telah terpola seperti data kategorik dengan jumlah yang lebih sedikit dibandingkan dengan yang lainnya. Data kategorik yang masih bertipe string dikonversi menggunakan *label encoder* menjadi bentuk numerik seperti pada tabel 2 untuk proses pelatihan *Machine Learning* pada tahap *data transformation* [14]. Perubahan kata berdasarkan urutan abjad alfabet menjadi angka dimulai dari angka 0 dilakukan hingga banyaknya jumlah data kategorik pada masing-masing nilai dalam variabel berbentuk kata pada proses *label encoding*. Untuk menghasilkan hasil yangurut berdasarkan kualitas dari setiap nilai yang ada dalam variabel, dilakukan penambahan angka didepan kata pada

masing-masing nilai dalam variabel berupa string dan huruf di depan variabel daya listrik bertujuan untuk memberikan bobot pada nilai.

2.5 Pemodelan JST Backpropagation

Model JST estimasi nilai pasar rumah terdiri dari 21 input layer dari kriteria *appraisal*, 3 *hidden layer* [16] berisi 21 neuron, berikut model JST estimasi nilai pasar:



Gambar 4. Model JST Estimasi Nilai Pasar Rumah

Output dari model JST estimasi nilai pasar rumah di gambar 4 terdiri dari beberapa kategori berdasarkan nilai kisaran rumah yang dijelaskan seperti pada tabel 2. berikut:

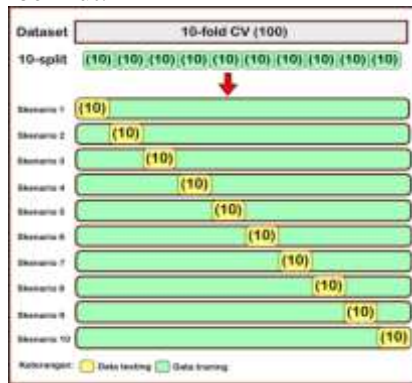
Tabel 2. Klasifikasi Kategori

Kategori	Nilai Kisaran
A	900 Juta-an
B	800 Juta-an
C	700 Juta-an
D	600 Juta-an
E	500 Juta-an
F	400 Juta-an
G	300 Juta-an

2.6 Evaluasi Model JST Backpropagation

Pada tahap pengujian dataset dibagi menjadi *training set* dan *testing set*, data dibagi menjadi k-bagian (*folds*) dengan *k-fold Cross Validation*. Jika nilai-k terlalu besar berisiko terjadi *overfit* jika nilai-k terlalu kecil model yang dihasilkan tidak serupa dengan nilai

Cross Validation biasa, oleh karena itu nilai-k yang dianjurkan 5 atau 10 [17]. Skema pengujian *k-fold CV* seperti berikut:

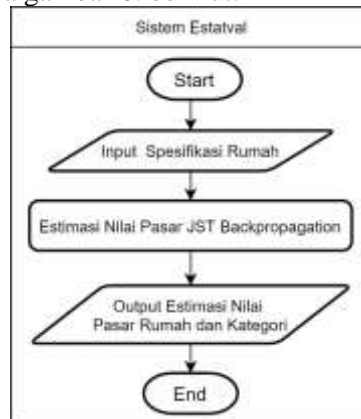


Gambar 5. Skema Pengujian K-Fold Cross Validation

Pada Gambar 5 dijelaskan bahwa partisi pertama pada skenario 1 yang berwarna kuning sebagai *data testing* dan partisi lain yang berwarna hijau sebagai *data training*. Berlanjut pada skenario 2 dan seterusnya dengan menjadikan partisi kedua sebagai *data testing* dan partisi lain sebagai *data training*, penggantian partisi sebagai *data testing* dan *data training* bergantian hingga skenario selesai. Kemudian nilai rata-rata hasil dari *K-Fold CV* dihasilkan dari rata-rata *accuracy* dari setiap *fold*. Dilanjutkan dengan pengujian *confusion matrix*.

2.7 Deployment AVM

Flowchart estatval menjelaskan alur penggunaan sistem dari *input* spesifikasi rumah hingga mengeluarkan *output* hasil estimasi dan kategorinya. Flowchart penggunaan aplikasi estatval dijelaskan pada gambar 6. berikut:

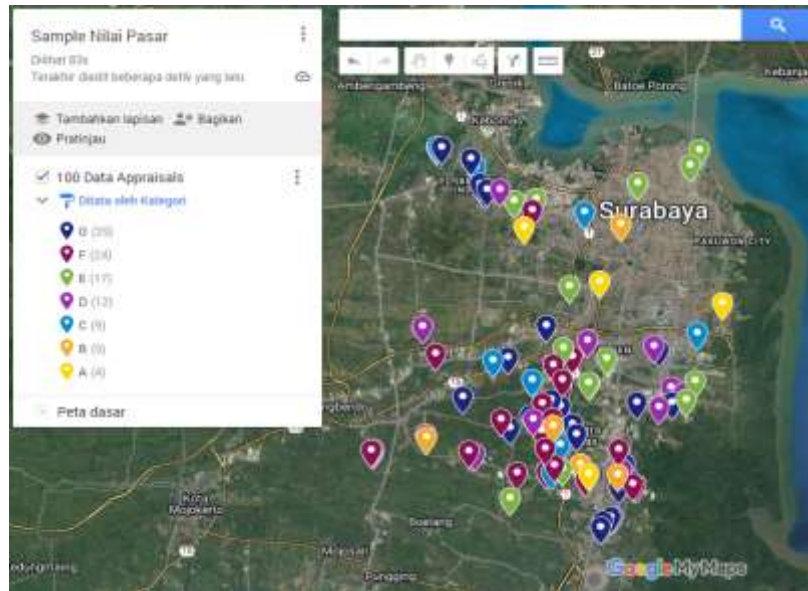


Gambar 6. Flowchart Estatval

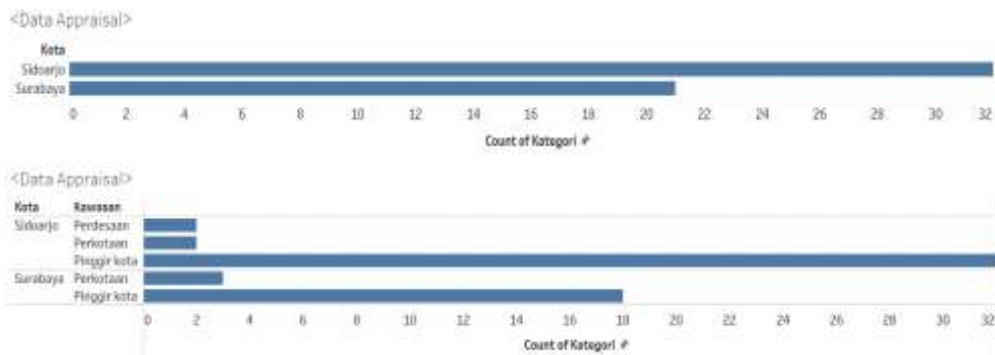
3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Pengumpulan Data

Pengumpulan data bersumber dari KJPP Firmansyah Kantor Cabang Surabaya dengan teknik studi dokumen penilaian khusus pada objek penilaian di wilayah Surabaya dan Sidoarjo dari tahun 2019-2022. Data dikumpulkan ke dalam spreadsheet yang berisi nomor laporan, alamat, koordinat, beserta spesifikasi tanah dan bangunan seperti yang tertera pada tabel 2. Koordinat untuk memberi tanda pada objek penilaian yang divualisasikan menggunakan google my maps seperti pada gambar 7. Fitur kategorisasi warna berdasarkan kategorinya pada *google my maps* digunakan agar lebih informatif. Fitur kategorisasi juga digunakan untuk mengenali pola data menggunakan *Tableau* yang dilihat pada gambar 8.

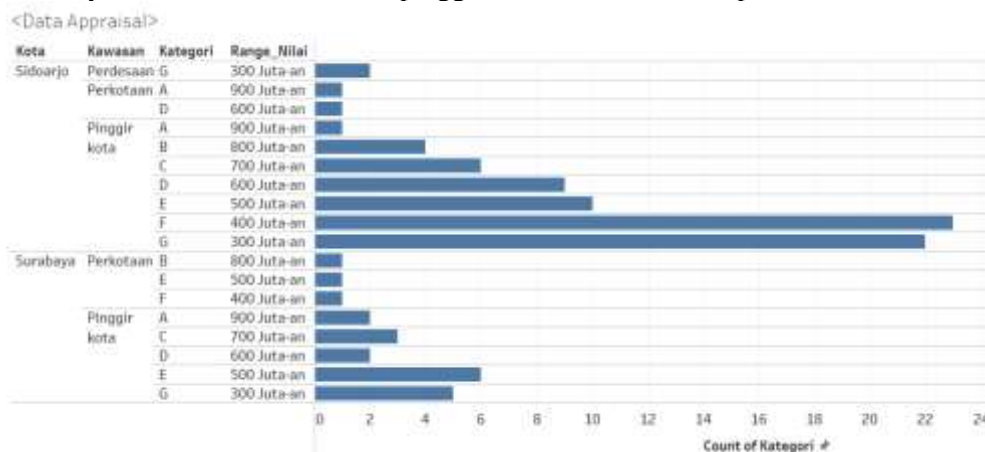


Gambar 7. Visualisasi Data Google My Maps



Gambar 8. Visualisasi Data Lokasi

Pada gambar 8. menunjukkan sebanyak 79 data didapat dari Kota Sidoarjo dan 21 data dari Kota Surabaya. Data dari Kota Sidoarjo terdiri dari 75 data dari kawasan pinggir kota, 2 data dari kawasan perkotaan, dan 2 data dari kawasan pedesaan. Di Kota Surabaya terdiri dari 18 kawasan pinggir kota, dan 3 kawasan perkotaan.



Gambar 9. Kategorisasi Data Appraisal

Gambar 4.3 menunjukkan kategorisasi data appraisal yang menunjukkan data dari Kota Sidoarjo di kawasan pedesaan berkategori G yang memiliki nilai kisaran 300 juta-an,

di Kawasan pinggir kota terdiri dari kategori G-A yang bernilai antara 300-900 juta-an di perkotaan terdiri dari kategori D-A dan memiliki nilai kisaran 600-900 juta. Data dari Kota Surabaya di kawasan perkotaan terdiri dari kategori F-B yang bernilai 400-800 juta-an, di kawasan pinggir kota terdiri dari kategori G-A dengan nilai antara 300-900 juta-an.

3.2 Preprocessing Data

Persiapan dilakukan pada tahap *preprocessing data* agar siap digunakan unntuk proses *training machine learning* yang terdiri dari tiga tahapan yakni *data consolidation, data cleaning, data transformation*.

3.2.1 Data Consolidation

Data appraisal yang bersumber dari KJPP Firmansyah Kantor Cabang Surabaya tertarget di wilayah Surabaya dan Sidoarjo pada tahun 2019-2022. Dataset telah terkumpul sebanyak 100 data isinya seperti berikut:

Tabel 3. Kumpulan Dataset Appraisal Rumah Tinggal

No.	Kota	Kawasan	...	Luas_ Tanah	Luas_ Bangunan	Nilai_ Kisaran	Kategori
1.	Sidoarjo	Pinggir kota	...	90	48	450000000	F
2.	Surabaya	Pinggir kota	...	64	47	350000000	G
3.	Sidoarjo	Perkotaan	...	72	72	350000000	G
...
99.	Sidoarjo	Pinggir kota	...	83	65	425000000	F
100	Sidoarjo	Pinggir kota	...	120	150	800000000	B

3.2.2 Data Cleaning

Pembersihan data dilakukan agar terhindar dari duplikasi, inkonsistensi, dan *data outlier* Duplikasi data terjadi jika ada data pada objek penilaian yang sama pada tahun berbeda yang dipilih adalah data yang terbaru. Data inkonsisten terjadi jika ada data kategorik yang berbeda penulisannya dengan data yang lain, penulisan diseragamkan karena mempengaruhi proses *training* dari *machine learning*. *Data outlier* dihapus jika ada data berbeda dengan data yang telah terpola seperti data kategorik dengan jumlah yang lebih sedikit dibandingkan dengan yang lainnya. Dari 300 data terdapat 200 *data outlier* yang dihapus karena berbeda dengan 100 data yang telah terpola. Usaha untuk pengenalan pola data salah satunya dilakukan dengan mencari nilai korelasi antar variabel yang mempengaruhi nilai rumah.

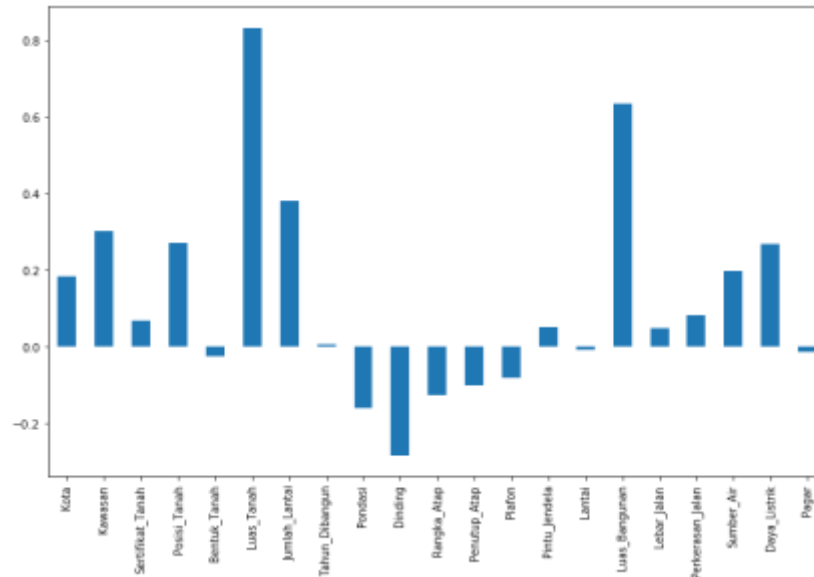
Kategorisasi berdasarkan luas tanah, luas bangunan, dan jumlah lantai, pola data ditunjukkan pada tabel 4.

Tabel 4. Pengenalan Pola Data

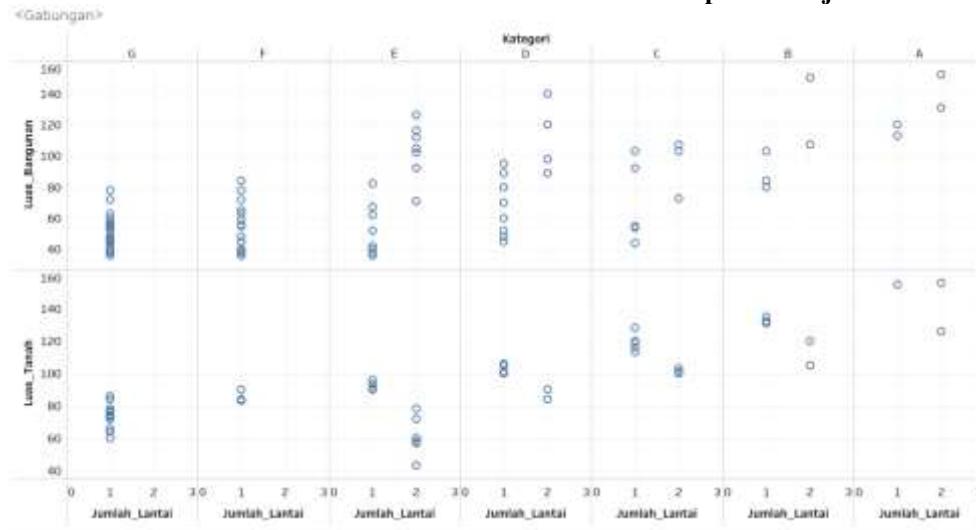
Lantai	Ketegori (Luas Bangunan / m ²)						
	G	F	E	D	C	B	A
2			71-126	89-140	89-140	107-150	131-152
1	36-78	36-84	36-82	45-120	44-103	80-103	113-120

Lantai	Ketegori (Luas Tanah / m ²)						
	G	F	E	D	C	B	A
2			43-78	84-90	100-103	105-120	126-156
1	60-86	83-90	90-96	101-105	113-128	131-135	155

Gambar 10. berupa grafik nilai korelasi antar variabel terhadap nilai objek, nilai objek dipengaruhi oleh seberapa besar nilai korelasi. Dari visualisasi menunjukkan nilai korelasi variabel yang paling berpengaruh diantaranya luas tanah, luas bangunan, dan jumlah lantai. Usaha pengenalan pola data dengan visualisasi *Tableau* pada gambar 11.



Gambar 10. Grafik Nilai Korelasi Terhadap Nilai Objek



Gambar 11. Visualisasi Data Kategorik

Pengurangan kolom variabel pada tahap *data cleaning* dilakukan untuk *training machine learning*. Variabel yang dihapus diantaranya Nomor_Laporan, Alamat, Koordinat, Kecamatan, Kelurahan, Nilai_Tanah, Nilai_Bangunan, dan Range_Nilai. Dari 31 kolom dikurangi 8 *dataset* yang telah dibersihkan seperti berikut:

Tabel 5. Dataset Appraisal Rumah Tinggal Setelah Data Cleaning

No.	Kota	Kawasan	...	Daya_Listrik	...	Nilai_Kisaran	Kategori
1	Sidoarjo	Pinggir kota	...	1300	...	450000000	F
2.	Surabaya	Pinggir kota	...	1300	...	350000000	G
3.	Sidoarjo	Perkotaan	...	1300	...	350000000	G
...
99.	Sidoarjo	Pinggir kota	...	1300	...	425000000	F
100	Sidoarjo	Pinggir kota	...	1300	...	800000000	B

3.2.2 Data Transformation

Penambahan angka didepan kata pada masing-masing nilai dalam variabel dan huruf pada variabel daya listrik dengan tujuan pembobotan nilai sehingga hasil *encoding* dapat diurutkan berdasarkan kualitas variabel seperti pada tabel 6 berikut:

Tabel 6 Pemberian Label Nilai Pada Variabel *Data Appraisal*

No.	Kota	Kawasan	... Daya_Listrik	... Nilai_Kisaran	Kategori
1.	0 - Sidoarjo	1 - Pinggir kota	C - 1300	450000000	F
2.	1 - Surabaya	1 - Pinggir kota	C - 1300	350000000	G
3.	0 - Sidoarjo	1 - Pinggir kota	C - 1300	350000000	G
...
99.	0 - Sidoarjo	1 - Pinggir kota	C - 1300	425000000	F
100	0 - Sidoarjo	1 - Pinggir kota	C - 1300	800000000	B

Label encoder digunakan untuk mengkonversi data kategorik pada tabel 1. yang masih bertipe string ke data numerik untuk proses pelatihan *Machine Learning*, seperti pada kolom hasil encode di tabel 7 berikut:

Tabel 7. Hasil Encode

No.	Kota	Kawasan	... Daya_Listrik	... Nilai_Kisaran	Kategori
1.	0	1	2	450000000	F
2.	1	1	2	350000000	G
3.	0	1	2	350000000	G
...
99.	0	1	2	425000000	F
100	0	1	2	800000000	B

3.3 Pelatihan Model ML

Training model Machine Learning menggunakan model JST pada gambar 4. dengan 21 *neuron input layer*, 21 *neuron* pada 3 *hidden layer*, 1 *output layer* selama 500 *epoch*.

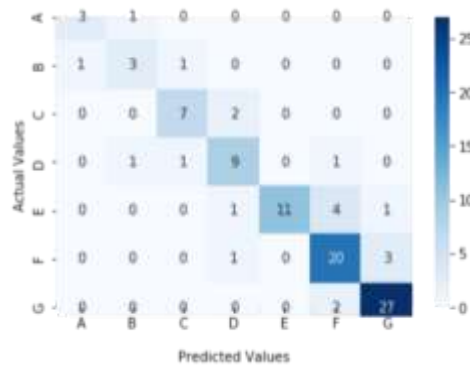
3.4 Evaluasi Model ML

K-fold Cross Validation seperti pada gambar 5. dengan nilai *k=10 fold* digunakan untuk evaluasi model *machine learning*. Hasil dari *K-Fold CV* seperti pada tabel 8.

Tabel 8. Hasil *K-Fold CV*

<i>K-Fold</i>	<i>Accuracy</i>
Fold - 1	0.90
Fold - 2	0.90
Fold - 3	0.60
Fold - 4	0.90
Fold - 5	0.90
Fold - 6	0.80
Fold - 7	0.80
Fold - 8	0.70
Fold - 9	0.80
Fold - 10	0.70
Average	0.80

Pengujian *Confusion matrix* menjelaskan hubungan antara nilai prediksi dan nilai sebenarnya pada setiap kategori, *Contusion Matrix* pada penelitian ini pada gambar 12.



Gambar 12. Hasil Confusion Matrix

Gambar 12. menjelaskan jika warna semakin gelap menandakan semakin banyak data yang sama antara nilai prediksi dan nilai sebenarnya. Jumlah data pada setiap kategori dinamakan dengan support, hasil perhitungan *confusion matrix* direkap pada tabel 9. Pada tabel 9. nilai *support* merupakan jumlah data pada setiap kategori namun untuk nilai *Accuracy*, *Macro Avg* dan *Weighted Avg* digunakan total jumlah data untuk nilai keseluruhan.

Tabel 9. Hasil Perhitungan Confusion Matrix

Kategori	Precision	Recall	F1-Score	Support
A	0.75	0.75	0.75	4
B	0.60	0.60	0.60	5
C	0.78	0.78	0.78	9
D	0.69	0.75	0.72	12
E	1.00	0.65	0.79	17
F	0.74	0.83	0.78	24
G	0.87	0.93	0.90	29
Accuracy			0.80	100
Macro avg	0.78	0.76	0.76	100
Weighted Avg	0.81	0.80	0.80	100

3.5 Deployment

Sistem estatval dikembangkan dengan *framework streamlit*, user dapat melakukan estimasi nilai pasar rumah setelah menginputkan variabel kriteria penilaian rumah seperti pada 21 *input layer* pada gambar 4. Berikut interface sistem estatval:



Gambar 13. Interface Sistem Estatval

4. KESIMPULAN DAN SARAN

4.1 Kesimpulan

Berdasarkan serangkaian proses pengembangan JST *Backpropagation* yang diterapkan pada model *machine learning AVM* dikembangkan dengan *python library tensorflow*. *Framework streamlit* dipilih karena mempermudah pengembangan. Hasil pada setiap *fold* pada *K-Fold Cross Validation* tertera pada tabel 8. Hasil klasifikasi dari algoritma *backpropagation* menunjukkan nilai *accuracy* pada *Confusion Matrix* sebesar 80%.

4.2 Saran

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan terdapat saran yang direkomendasikan untuk pengembangan penelitian selanjutnya dapat meningkatkan hasil estimasi membutuhkan nilai pasar tanah dari beberapa daerah yang berbeda secara detail hingga tingkat kecamatan. Model berbasis *GIS* (*Geographic Information System*) direkomendasikan untuk pengembangan metode *AVM* berdasarkan *Systematic Lirerature Review* [4].

5. DAFTAR RUJUKAN

- [1] A. G. Sarip, "Integrating artificial neural networks and GIS for single-property valuation," *Proc. 11th Pacific Rim Prop. Res. Conf. Melb.*, pp. 1–16, 2005.
- [2] D. Mustika, "Analisis Penilaian Properti Berupa Rumah Tinggal Di Perumahan Citraland City Samarinda Pada Kjpp. Aksa, Nelson & Rekan," *Ekonomia*, vol. 6, no. 2, pp. 99–106, 2017.
- [3] M. Primaningtyas, "Jurnal Sains Pemasaran Indonesia," *J. sains Pemasar. Indones.*, vol. XI, no. 3, pp. 283–300, 2012.
- [4] D. Wang and V. J. Li, "Mass appraisal models of real estate in the 21st century: A systematic literature review," *Sustain.*, vol. 11, no. 24, pp. 1–14, 2019.
- [5] N. Anastasia, "Edukasi Penilaian Properti Sederhana," *Petra Community Serv.*, vol. 1, no. 1, pp. 1–6, 2017.
- [6] N. Arcuri, M. De Ruggiero, F. Salvo, and R. Zinno, "Automated valuation methods through the cost approach in a BIM and GIS integration framework for smart city appraisals," *Sustain.*, vol. 12, no. 18, pp. 1–16, 2020.
- [7] M. Renigier-Bilozor, A. Janowski, and M. D'Amato, "Automated Valuation Model Based on Fuzzy and Rough Set Theory for Real Estate Market with Insufficient Source Data," *Land use policy*, vol. 87, no. May, 2019.
- [8] M. F. Ibrahim, "Automated Valuation Model: An Application to The Public Housing Resale Market in Singapore," *Prop. Manag.*, vol. 23, pp. 357–373, 2006.
- [9] B. Glumac and F. Des Rosiers, "Real Estate and Land Property Automated Valuation Systems: A Taxonomy and Conceptual Model.," *SSRN Electron. J.*, no. April, 2018.
- [10] G. Zhou, Y. Ji, X. Chen, and F. Zhang, "Artificial Neural Networks and the Mass Appraisal of Real Estate," *Int. J. Interact. Mob. Technol.*, vol. 14, no. 3, pp. 180–187, 2018.
- [11] N. Tabales, M. Julia, C. Ocerin, J. María, R. Carmona, and J. Francisco, "Artificial Neural Networks for Predicting Real Estate Price," 2013.
- [12] M. Zainuri and C. U. Utomo, "Analisa Nilai Agunan Rumah Tinggal Jl. Gebang Lor No.62 Surabaya," *Anal. Nilai Agunan Rumah Tinggal Jl. Gebang Lor No.62 Surabaya*, vol. 3, no. 2, pp. D71–D75, 2014.
- [13] W. A. Mohotti and S. C. Premaratne, "Analysing Sri Lankan lifestyles with data mining: two case studies of education and health," *Kelaniya J. Manag.*, vol. 6, no. 1, p. 1, 2017.
- [14] M. Andreoni, O. C. M. B. Duarte, and G. Pujolle, "A Monitoring and Threat Detection System Using Stream Processing as a Virtual Function for Big Data," no. June, pp. 209–216, 2019.
- [15] Jasmir, "Implementasi Teknik Data Cleaning dan Teknik Roughset pada Data Tidak Lengkap dalam Data Mining," *Semin. Nas. APTIKOM*, pp. 99–106, 2016.
- [16] N. Suhermi, S. Suhartono, I. M. G. M. Dana, and D. D. Prastyo, "Pemilihan Arsitektur Terbaik pada Model Deep Learning Melalui Pendekatan Desain Eksperimen untuk Peramalan Deret Waktu Nonlinier," *Stat. J. Theor. Stat. Its Appl.*, vol. 18, no. 2, pp. 153–159, 2019.
- [17] Y. Widyaningsih, G. P. Arum, and K. Prawira, "Aplikasi K-Fold Cross Validation Dalam Penentuan Model Regresi Binomial Negatif Terbaik," *BAREKENG J. Ilmu Mat. dan Terap.*, vol. 15, no. 2, pp. 315–322, 2021.